



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 112749332 A

(43) 申请公布日 2021.05.04

(21) 申请号 202010662408.0

(22) 申请日 2020.07.10

(71) 申请人 腾讯科技(深圳)有限公司

地址 518064 广东省深圳市南山区高新区  
科技中一路腾讯大厦35层

(72) 发明人 郝晓波 刘雨丹 葛凯凯 唐琳瑶  
张旭 林乐宇

(74) 专利代理机构 深圳市智圈知识产权代理事  
务所(普通合伙) 44351

代理人 韩绍君

(51) Int. Cl.

G06F 16/9535 (2019.01)

G06N 3/04 (2006.01)

G06N 3/08 (2006.01)

H04L 29/08 (2006.01)

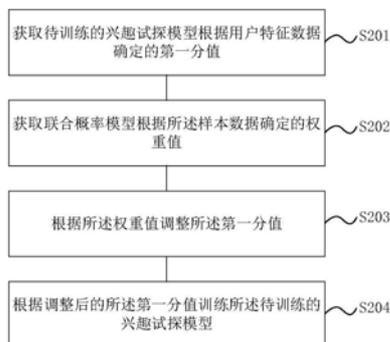
权利要求书2页 说明书20页 附图9页

(54) 发明名称

数据处理方法、装置以及计算机可读介质

(57) 摘要

本申请公开了一种数据处理方法、装置以及计算机可读介质,涉及计算机技术领域。该方法包括:获取待训练的兴趣试探模型根据用户特征数据确定的第一分值,第一分值用于表征样本数据属于用户未知兴趣的可能性;获取联合概率模型根据样本数据确定的权重值,权重值用于表征样本适用于训练兴趣试探模型的可能性;根据权重值调整第一分值,权重值与第一分值正相关;根据调整后的第一分值训练待训练的兴趣试探模型,训练后的兴趣试探模型用于根据用户特征数据确定用户的预估兴趣信息。因此,根据用户的预估兴趣信息确定待推送内容;将待推送内容推送至用户对应的客户端,从而使得本申请可以根据用户的未知兴趣为用户推送内容,提高了推送内容的多样性。



1. 一种数据处理方法,其特征在于,包括:

获取待训练的兴趣试探模型根据用户特征数据确定的第一分值,所述第一分值用于表征样本数据属于用户未知兴趣的可能性;

获取联合概率模型根据所述样本数据确定的权重值,所述权重值用于表征所述样本适用于训练所述兴趣试探模型的可能性;

根据所述权重值调整所述第一分值,所述权重值与所述第一分值正相关;

根据调整后的所述第一分值训练所述待训练的兴趣试探模型,训练后的兴趣试探模型用于根据所述用户特征数据确定用户的预估兴趣信息,所述预估兴趣信息为所述用户的非已知兴趣信息,所述预估兴趣信息用于确定推送至用户对应的客户端的待推送内容。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述获取联合概率模型根据所述样本数据确定的权重值,包括:

获取所述用户与各个好友之间的亲密程度和每个好友的兴趣信息;

获取联合概率模型根据每个所述好友的亲密程度、每个好友的兴趣信息以及所述样本数据确定的所述权重值。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述联合概率模型用于:

根据每个好友的已知兴趣信息确定的每个好友对所述样本数据的兴趣度;

根据所述好友的亲密程度和兴趣度确定所述权重值,其中,所述亲密程度越大且所述兴趣度越大,所确定的所述权重值越小。

4. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,还包括:

获取精准兴趣模型根据所述用户的已知兴趣信息确定的第二分值,所述第二分值用于表征所述样本数据属于用户已知兴趣的可能性,所述已知兴趣信息为已确定的所述用户的兴趣爱好;

根据所述第一分值和所述第二分值调整所述权重值,所述权重值作为所述联合概率模型的损失函数的输出值;

根据调整后的所述权重值训练所述联合概率模型。

5. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述获取待训练的兴趣试探模型根据用户特征数据确定的第一分值之前,还包括:

根据所述样本数据和所述用户特征数据对初始的兴趣试探模型预先训练指定次数,得到待训练的兴趣试探模型。

6. 根据权利要求1-5任一所述的方法,其特征在于,所述用户特征数据包括用户的基础特征和行为数据,所述行为数据为用户针对客户端的指定应用模块以及其他应用模块的操作产生的数据,所述其他应用模块为与所述指定应用模块相关的同属于所述客户端的应用模块。

7. 根据权利要求1-5任一所述的方法,其特征在于,所述根据调整后的所述第一分值训练所述待训练的兴趣试探模型之后,还包括:

获取根据已训练的兴趣试探模型得到用户的预估兴趣信息;

根据所述用户的预估兴趣信息确定待推送内容;

将所述待推送内容推送至所述用户对应的客户端。

8. 根据权利要求7所述的方法,其特征在于,所述根据所述用户的预估兴趣信息确定待

推送内容,包括:

确定符合指定需求的内容,作为备选内容;

根据所述用户的预估兴趣信息由所述备选内容内确定待推送内容。

9. 根据权利要求8所述的方法,其特征在于,所述确定符合指定需求的内容,作为备选内容,包括:

由多个内容内确定与用户的已知兴趣信息匹配的内容;

将所述多个内容中,所述匹配内容之外的内容作为备选内容。

10. 一种数据处理装置,其特征在于,包括:

第一获取单元,用于获取待训练的兴趣试探模型根据用户特征数据确定的第一分值,所述第一分值用于表征样本数据属于用户未知兴趣的可能性;

第二获取单元,用于获取联合概率模型根据所述样本数据确定的权重值,所述权重值用于表征所述样本适用于训练所述兴趣试探模型的可能性;

调整单元,用于根据所述权重值调整所述第一分值,所述权重值与所述第一分值正相关;

训练单元,用于根据调整后的所述第一分值训练所述待训练的兴趣试探模型,训练后的兴趣试探模型用于根据所述用户特征数据确定用户的预估兴趣信息,所述预估兴趣信息为所述用户的非已知兴趣信息,所述预估兴趣信息用于确定推送至用户对应的客户端的待推送内容。

11. 一种计算机可读介质,其特征在于,所述可读介质存储有处理器可执行的程序代码,所述程序代码被所述处理器执行时使所述处理器执行权利要求1-9任一项所述方法。

## 数据处理方法、装置以及计算机可读介质

### 技术领域

[0001] 本申请涉及计算机技术领域,更具体地,涉及一种数据处理方法、装置以及计算机可读介质。

### 背景技术

[0002] 随着互联网应用的不断发展,用户使用互联网的时间越来越多,如何使用户在海量信息中快速获得可能需要的信息,进一步提高用户体验,则需要为用户提供信息推送服务。目前推送内容的时候,所采用的方式往往是根据用户对某些历史内容的高频点击或者用户预先录入的个人兴趣爱好来为用户推送新的内容,然而,这样的推送方式会使得推送的内容内包括过多的重复内容,导致推送内容单一。

### 发明内容

[0003] 本申请提出了一种数据处理方法、装置以及计算机可读介质,以改善上述缺陷。

[0004] 第一方面,本申请实施例提供了一种数据处理方法,该方法包括:获取待训练的兴趣试探模型根据用户特征数据确定的第一分值,所述第一分值用于表征样本数据属于用户未知兴趣的可能性;获取联合概率模型根据所述样本数据确定的权重值,所述权重值用于表征所述样本适用于训练所述兴趣试探模型的可能性;根据所述权重值调整所述第一分值,所述权重值与所述第一分值正相关;根据调整后的所述第一分值训练所述待训练的兴趣试探模型,所述训练后的兴趣试探模型用于根据所述用户特征数据确定用户的预估兴趣信息,所述预估兴趣信息为所述用户的非已知兴趣信息,所述预估兴趣信息用于确定推送至用户对应的客户端的待推送内容。

[0005] 第二方面,本申请实施例还提供了一种数据处理装置,所述装置包括:第一获取单元、第二获取单元、调整单元和训练单元。第一获取单元,用于获取待训练的兴趣试探模型根据用户特征数据确定的第一分值,所述第一分值用于表征样本数据属于用户未知兴趣的可能性。第二获取单元,用于获取联合概率模型根据所述样本数据确定的权重值,所述权重值用于表征所述样本适用于训练所述兴趣试探模型的可能性。调整单元,用于根据所述权重值调整所述第一分值,,所述权重值与所述第一分值正相关。训练单元,用于根据调整后的所述第一分值训练所述待训练的兴趣试探模型,所述训练后的兴趣试探模型用于根据所述用户特征数据确定用户的预估兴趣信息,所述预估兴趣信息为所述用户的非已知兴趣信息,所述预估兴趣信息用于确定推送至用户对应的客户端的待推送内容。

[0006] 第三方面,本申请实施例还提供了一种计算机可读介质,所述可读存储介质存储有处理器可执行的程序代码,所述程序代码被所述处理器执行时使所述处理器执行上述方法。

[0007] 本申请提供的数据处理方法、装置以及计算机可读介质,在需要为用户推送内容的时候,获取用户的预估兴趣信息。其中,预估兴趣信息为用户的非已知兴趣信息,具体地,预估兴趣信息是根据训练后的兴趣试探模型而获取的,兴趣试探模型的训练过程为,获取

待训练的兴趣试探模型根据用户特征数据确定的第一分值,所述第一分值用于表征样本数据属于用户未知兴趣的可能性;获取联合概率模型根据所述样本数据确定的权重值,所述权重值用于表征所述样本适用于训练所述兴趣试探模型的可能性;根据所述权重值调整所述第一分值,所述权重值与所述第一分值正相关,因此,通过权重值对用于训练待训练的兴趣试探模型输出的第一分值的纠正,能够使得第一分值考虑到样本用于兴趣试探模型的训练的适用性,使得兴趣试探模型的训练更加合理,得到的预估兴趣信息更加准确。然后,根据所述用户的预估兴趣信息确定待推送内容;将所述待推送内容推送至所述用户对应的客户端,从而使得本申请不仅仅可以根据用户的已知兴趣为用户推送内容,还可以根据用户的未知兴趣为用户推送内容,提高了推送内容的多样性。

## 附图说明

[0008] 为了更清楚地说明本申请实施例中的技术方案,下面将对实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本申请的一些实施例,对于本领域技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0009] 图1示出了本申请实施例提供的信息推送系统的示意图;

[0010] 图2示出了本申请一实施例提供的数据处理方法的方法流程图;

[0011] 图3示出了本申请另一实施例提供的数据处理方法的方法流程图;

[0012] 图4示出了本申请实施例提供的联合概率模型的结构示意图;

[0013] 图5示出了本申请又一实施例提供的数据处理方法的方法流程图;

[0014] 图6示出了本申请一实施例提供的兴趣试探模型的结构示意图;

[0015] 图7示出了本申请一实施例提供的联合训练模型的结构示意图;

[0016] 图8示出了本申请再一实施例提供的数据处理方法的方法流程图;

[0017] 图9示出了本申请一实施例提供的客户端的指定界面的示意图;

[0018] 图10示出了本申请一实施例提供的客户端的内容的详情界面的示意图;

[0019] 图11示出了本申请另一实施例提供的客户端的指定界面的示意图;

[0020] 图12示出了本申请又一实施例提供的客户端的指定界面的示意图;

[0021] 图13示出了本申请再又一实施例提供的数据处理方法的方法流程图;

[0022] 图14示出了本申请一实施例提供的兴趣试探模型应用于信息推送的场景示意图;

[0023] 图15示出了本申请再一实施例提供的客户端的指定界面的示意图;

[0024] 图16示出了本申请一实施例提供的数据处理装置的模块框图;

[0025] 图17示出了本申请实施例提供的电子设备的模块框图;

[0026] 图18示出了本申请实施例提供的用于保存或者携带实现根据本申请实施例的信息推送方法的程序代码的存储单元。

## 具体实施方式

[0027] 为了使本技术领域的人员更好地理解本申请方案,下面将结合本申请实施例中的附图,对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述。

[0028] 随着互联网应用的不断发展,用户使用互联网的时间越来越多,如何使用户在海

量信息中快速获得可能需要的信息,进一步提高用户体验,则需要为用户提供信息推送服务。

[0029] 请参阅图1,图1示出了本申请实施例提供的信息推送系统。如图1中所示,信息推送系统包括服务器100和用户终端200。服务器100和用户终端200位于无线网络或有线网络中,服务器100和用户终端200之间能够进行数据交互。

[0030] 在一些实施例中,用户在用户终端通过帐号登录,则该帐号对应的所有信息可以存储在服务器100的存储空间内。其中,服务器100可以是单独的服务器,也可以是服务器集群,可以是本地服务器,也可以是云端服务器。

[0031] 则用户终端内安装有多个应用程序,服务器100能够向用户终端推送一些内容,具体地,可以是将该个推送至用户终端的某个应用程序,由该应用程序将该内容显示,从而能够将内容推送到用户终端对应的用户。

[0032] 其中,服务器100可以与多个用户终端连接,并且可以将所要推送的内容推送给所有用户终端,也可以根据一些策略选择其中的某个用户终端,将所要推送的内容推送至所选择的用户终端。而具体的策略可以是根据所要推送的内容以及各个用户终端所对应的用户而确定。于本申请实施例中,所要推送的内容可以是文章、视频以及图片等信息。

[0033] 然而,发明人在研究中发现,目前的内容的推送方式的效果比较差。

[0034] 在信息推荐系统中,传统的推荐算法基于用户和内容的历史行为和语义特征来进行推荐,并且以用户点击率、点击频次作为衡量目标。然而,依据用户的点击来确定要推送的内容,会导致高频点击兴趣和用户已知兴趣重复推荐,造成用户视野收敛,推荐系统无法满足用户的所有兴趣,导致用户体验下降,甚至用户流失。这不利于推荐系统的多样性和推荐系统的长久发展。

[0035] 例如,以点击率预估方法为用户推送内容,具体地,针对每一对用户与内容的组合,利用深度神经网络模型根据用户基础特征、行为特征、内容和上下文特征预测得出用户对该内容的点击可能性。例如,该模型可以包括支持分解机神经网络 (Factorisation-machine supported Neural Networks, FNN)、基于产品的神经网络 (Product-based Neural Network, PNN)、广义线性深度神经网络 (Wide Linear Model and Deep Neural Network, Wide&Deep)、深度分解机 (deep Factorization Machines, DeepFM) 等。模型的网络结构差异不大,主要是一些特征的计算方式的异同,都是先将高维稀疏特征嵌入到低维连续向量中,然后通过模型的各个计算层学习特征之间的共现关系以及非线性变化,最后输出区间在 $[0, 1]$ 的预估点击率分数。

[0036] 又例如,以探索和利用方法为用户推送内容,具体地,探索和利用方法是推荐系统试探用户兴趣比较广泛使用的方法。。该方法将用户已知的兴趣当作已有的收益,用户未知的兴趣当作可以探索的收益,其在决策时到底是根据已有经验选择利用目前已知的收益,还是去探索一些新的策略来提升未来的收益。该方法的算法主要有置信区间上界 (Upper Confidence Bound, UCB)、汤普森 (Thompson)、线性UCB (LinUCB) 等算法。主要的思想是通过多臂老虎机的方法来平衡兴趣的探索和开采程度,并通过用户的点击反馈更新用户的决策收益,达到一个全局最优的收益。

[0037] 再例如,以Look-alike方法为用户推送内容,具体地,该方法首先确定点击待推荐内容的用户作为种子用户,然后通过look-alike模型计算与种子用户相似的用户作为推荐

的目标用户。常用的Look-alike模型包括基于相似度的模型和基于回归的模型。基于相似度的模型如局部敏感哈希 (Locality Sensitive Hashing, LSH)、余弦相似度以及混合模型,将用户数据进行特征向量化后,通过计算向量间的距离衡量种子用户和候选用户的相似度。其中,基于回归的模型如逻辑回归 (logistics regression, LR)、梯度提升迭代决策树 (Gradient Boosting Decision Tree, GBDT),则是针对每个用户或内容训练一个回归模型,将种子用户作为对应特征的正样本,随机抽取非种子用户作为模型负样本,模型输出区间在 $[0,1]$ 的分数作为候选用户对内容的点击概率。

[0038] 对于点击率预估和look-alike方法,模型依赖于用户已知兴趣的画像,并基于点击率和点击次数未目标,这会导致推荐系统过分利用对用户已知兴趣的刻画,推荐过多的相同的兴趣内容给用户。而用户未被推荐系统刻画的兴趣,由于其推荐成本高,用户点击率低,往往难以推荐给用户,因此推荐系统难以丰富用户的兴趣刻画,推荐内容视野有局限性。

[0039] 对于探索和利用方法,模型直接对用户兴趣的长期收益进行了建模,考虑了用户已知兴趣画像收益和未知兴趣画像收益,一定程度上满足了需求。但现有的探索和利用方法仍存在问题:首先,已有模型特征简单,很难引入复杂的特征计算;另外,模型是基于概率分布强假设,对于概率分布通过置信区间进行判断;最后,模型通过设置参数来区分开采和探索的分界线,这是无法准确区分开采和探索的有效边界的,会影响模型对真实全局最优收益的判断,而导致推送结果不够准确。

[0040] 因此,为了克服上述缺陷,本申请实施例提供了一种数据处理方法,该数据处理方法能够确定用户的未知兴趣,以便根据该用户的未知兴趣为用户推送内容。如图2所示,具体地,该方法的执行主体可以是上述的服务器,该方法包括:S201至S204。

[0041] S201:获取待训练的兴趣试探模型根据用户特征数据确定的第一分值。

[0042] 其中,所述第一分值用于表征样本数据属于用户未知兴趣的可能性,即第一可能性。

[0043] 其中,兴趣试探模型能够根据用户特征数据与预设兴趣标签的相似度,输出用户的兴趣信息,并且随着不断地对模型训练和学习,能够使得该兴趣试探模型输出的未知兴趣更加精准。

[0044] 作为一种实施方式,用户特征数据包括用户针对客户端的指定应用模块以及与所述指定应用模块相关的同属于所述客户端的其他应用模块的操作产生的行为数据。具体地,客户端包括多个应用模块,每个应用模块对应客户端的一个功能业务。例如,该客户端可以是游戏客户端,则游戏客户端内的每个游戏场景对应一个应用模块,例如,通关模式、玩家对战模式均对应一个应用模块,即不同的应用模块提供不同的功能业务。再例如,该客户端是社交类客户端,例如该客户端为微信APP,则客户端对应的应用模块可以包括“看一看”模块、朋友圈模块、聊天模块、公众号模块以及小程序模块。

[0045] 作为一种实施方式,与指定应用模块相关的其他应用模块可以是,具备与指定应用模块相同或相似功能的应用模块,于本申请实施例中,指定应用模块具有内容推送功能,与指定应用模块相关的其他应用模块也具备内容推送功能。

[0046] 于本申请实施例中,该指定应用模块为“看一看”模块,则与该指定应用模块相关的其他应用模块可以包括公众号、小程序等。用户的行为数据能够反映用户对指定应用模

块以及与该指定应用模块相关的其他应用模块所推送内容的操作数据,例如,该操作数据包括点击次数以及点击频率等,能够在一定程度上体现出用户的喜好。

[0047] 作为一种实施方式,待训练的兴趣试探模型根据用户特征数据确定样本数据属于用户未知兴趣的可能性,即第一可能性,并且随着兴趣试探模型的训练,其确定的第一可能性的准确度更高。具体地,兴趣试探模型能够根据用户特征数据得到用户的预估兴趣信息。需要说明的是,在兴趣试探模型未被训练时,即初始的兴趣试探模型所输出的预估兴趣信息的准确度较差,需要通过训练的方式,提高兴趣试探模型输出的预估兴趣信息的准确度。

[0048] 具体地,该待训练的兴趣试探模型根据用户特征数据确定的初始的未知兴趣信息可以是兴趣标签,然后,再与样本数据匹配,例如,将样本数据的关键字与兴趣标签匹配,根据匹配结果确定样本是否属于用户的未知兴趣信息。

[0049] S202:获取联合概率模型根据所述样本数据确定的权重值。

[0050] 所述权重值用于表征所述样本适用于训练所述兴趣试探模型的可能性。

[0051] 具体地,该样本数据为用户对应的曝光数据。具体地,该曝光数据为用户在预设时间段内处理的内容,其中,该处理的内容可以包括用户的点击、浏览和评论的内容中的至少一个,于本申请实施例,该样本数据为用户在预设时间段内点击的内容。然而,用户点击样本的可能是出于用户的已知兴趣,例如,服务器根据用户的已知兴趣信息确定为用户推送的内容,并且,用户在浏览到该内容的时候,点击了该内容,而用户点击该内容,也有可能是因为用户在阅读非推送的内容的时候点击的,例如,用户看到好友在朋友圈内发布的内容,而该内容并非与用户的已知兴趣信息匹配。如果在对待训练的兴趣试探模型训练的时候所使用的样本大部分为基于用户的已知兴趣信息为用户推送的内容,则可能会导致,训练后的兴趣试探模型所得到的用户的未知兴趣可能与用户的已知兴趣过度类似,从而导致基于用户的未知兴趣信息推送的内容,与基于用户的已知兴趣信息推送的内容会有较大部分内容是重复的。因此,为了避免直接将用户基于用户的已知兴趣信息而点击的内容去训练待训练的兴趣试探模型,因此,设置一个权重值,该权重值可以是 $[0,1]$ 的数值,即该权重值可以是大于或等于0且小于或等于1的数值。

[0052] 作为一种实施方式,联合概率模型确定样本数据的权重值的方式可以是,依据经验而设定的,例如,在获取样本数据的时候,依据经验为每个样本数据设定一个权重值。

[0053] 作为另一种实施方式,还可以是获取用户的历史推送记录,具体地,服务器基于用户的已知兴趣信息为用户推送内容,则该推送的内容命名为兴趣内容,为用户推送的每个兴趣内容设置一个身份标识,例如,该身份标识可以是所推送的兴趣内容的标题或者内容摘要等。然后,记录用户在对每个内容的点击,从而就能够确定用户所点击的内容是不是兴趣内容,如果是兴趣内容,则为该内容设置一个较低的权重值,如果不是兴趣内容,则为该内容设置一个较高的权重值。

[0054] 作为又一种实施方式,还可以是根据用户的社交信息确定权重值,具体地,请参阅后续实施例。

[0055] S203:根据所述权重值调整所述第一分值。

[0056] 具体地,权重值能够纠正待训练的兴趣试探模型根据用户特征数据确定的第一分值,即权重值能够影响第一分值的大小。作为一种实施方式,所述权重值与所述第一分值正相关。其中,正相关的含义是,权重值和第一分值同步增长,即权重值增大,第一分值也增

大,权重值减小,第一分值也减小。也就是说,权重值越大,能够使得第一分值变大,权重值越小,能够使得第一分值变小。

[0057] 第一分值用于表征样本数据属于用户未知兴趣的可能性,也就是说,兴趣试探模型为某个样本打分,即输出的第一分值越高,表明该样本可能是用户的未知兴趣的可能性越高。而权重值表征的是样本适用于训练所述兴趣试探模型的可能性,其反应了样本能够用于训练兴趣试探模型的适用性,权重值越大,表明样本越适用于训练兴趣试探模型,权重值越小,表明样本越不适用于兴趣试探模型,因此,如果某个样本不太适合用于训练兴趣试探模型,可以为该样本设置一个较低的权重值。

[0058] 在前述的多臂老虎机的方法中,将多个样本的数据明确进行划分两个样本集,即一个样本集为用于训练一个模型的样本,另一个样本集为训练另一个模型的样本,并且两个样本集内的样本不同,或者,虽然两个样本集内有部分样本是相同的,但是,待训练的兴趣试探模型对样本的评分值仅取决于兴趣试探模型本身。也就是说,多臂老虎机的方法只是将样本进行一个分类,例如,样本有80%的可能性不是服务器基于用户的已知兴趣标签为用户推送的,则将该样本归于第一类,其中,该第一类内的样本用于训练兴趣试探模型,如果样本20%的可能性不是服务器基于用户的已知兴趣标签为用户推送的,则将该样本归于第二类,该第二类的样本不用于训练兴趣试探模型,也就是说,这部分样本就被放弃了,即这部分样本不用于训练兴趣试探模型。

[0059] 而本申请实施例中,所获取的每个样本数据都能够用于训练兴趣试探模型,因为,即使有20%的可能性可以确定该样本并非是服务器基于用于的已知兴趣信息为用户推送的,那该样本也是能够在一定程度上反映用户的兴趣,因为,毕竟是被用户点击的内容,所以,依然应当被用于训练兴趣试探模型,而为了避免这个样本可能属于用于的已知兴趣,则如果兴趣试探模型对该样本的第一分值太高的话,可能存在确定的未知兴趣与已知兴趣太过相似,所以,可以通过权重的方式来纠正兴趣试探模型对该样本确定的分值。从而,在样本属于服务器基于用于的已知兴趣信息为用户推送的内容的可能性比较低的情况下,可以输出一个比较低的权重值,从而纠正兴趣试探模型的分值,即将第一分值降低,从而使得兴趣试探模型认为该样本属于用户未知兴趣的可能性比较低,即样本内的关键特征能够作为用户未知兴趣标签的可能性比较低。其中,该关键特征可以是样本的类型、标题、关键词或者词条等内容。

[0060] S204:根据调整后的所述第一分值训练所述待训练的兴趣试探模型。

[0061] 其中,所述训练后的兴趣试探模型用于根据所述用户特征数据确定用户的预估兴趣信息,所述预估兴趣信息为所述用户的非已知兴趣信息,所述预估兴趣信息用于确定推送至用户对应的客户端的待推送内容。

[0062] 兴趣试探模型能够根据当前所确定的未知兴趣信息确定样本数据为用户的未知兴趣的可能性,即第一可能性,则所输出的第一可能性可以看作是兴趣试探模型对样本数据的预估值,具体地,用户特征数据作为兴趣试探模型的输入值,兴趣试探模型能够根据用户特征数据确定用户的未知兴趣信息,其中,该未知兴趣信息可以是用户的未知兴趣标签,然后,将用户未知兴趣信息与样本匹配,计算二者的匹配度,从而得到该样本属于用户的未知兴趣的可能性,即第一分值,则该第一分值可以作为该兴趣试探模型的损失函数的传递值,通过该传递值不断的优化损失函数,即不断的对兴趣试探模型进行训练,然后,在训练

完成的时候,能得到该损失函数的最优解,即兴趣试探模型的参数训练到最优参数,兴趣试探模型完成训练,从而训练后的兴趣试探模型能够根据用户的用户特征数据得到较准确的未执兴趣,即预估兴趣信息。

[0063] 请参阅图3,本申请实施例提供了一种数据处理方法,该数据处理方法能够确定用户的未知兴趣,以便根据该用户的未知兴趣为用户推送内容。如图3所示,具体地,该方法的执行主体可以是上述的服务器,该方法包括:S301至S305。

[0064] S301:获取待训练的兴趣试探模型根据用户特征数据确定的第一分值。

[0065] S302:获取所述用户与各个好友之间的亲密程度和每个好友的兴趣信息。

[0066] 其中,服务器内记录有用户的好友关系,该用户的好友关系包括与用户属于好友关系的每个用户的用户标识。则用户与好友之间的亲密程度能够体现用户与该好友之间的互动频率以及好友关系的亲密性,相当于对用户的社交关系的分类,具体地,该亲密程度可以是一个参数值,该参数值越大,表明用户与该好友的亲密程度越高、互动性越高。

[0067] 作为一种实施方式,用户与各个好友之间的亲密程度可以通过用户的社交信息确定。其中,用户的社交信息包括用户与各个好友的互动信息,该互动信息包括转发次数、收藏次数、评论次数以及分组信息,具体地,该转发次数、收藏次数、评论次数可以是用户对好友发布内容的转发、收藏和评论的次数,分组信息可以是用户所建立的多个分组的关键词和分组内的用户标识。

[0068] 作为一种实施方式,可以为转发次数、收藏次数、评论次数以及分组信息设置参数,即分别包括第一参数、第二参数、第三参数和第四参数,其中,第一参数对应转发次数,第二参数对应收藏次数,第三参数对应评论次数,第四参数对应分组信息。为了便于计算,可以将第一参数、第二参数、第三参数和第四参数都归一化到 $[0, 1]$ 数值范围区间。

[0069] 具体地,获取用户对每个用户的转发次数,即确定对应每个好友的转发次数,然后将所有好友的转发次数相加得到总转发次数,再将每个好友的转发次数除以总转发次数,得到的数值为每个好友的第一参数。同理,也可以得到第二参数和第三参数。

[0070] 第四参数的获取方式可以是,确定用户对每个好友的分组,确定每个分组的关键词,确定该分组的关键词对应的类别,根据预设设置的不同类别对应的分值,确定该分组的关键词对应的第一数值,其中,不同的类别对应的分值不同,有些类别,例如挚友,则设定的分值比较高,而对于未分组的好友属于默认分组,默认分组的分值比较低,因此,该第一数值能够表征该好友所在的分组,是否是用户的亲密度较高的好友对应的分组。则该第一数值归一化之后,作为第四参数。

[0071] 然后,根据第一参数、第二参数、第三参数和第四参数得到用户与各个好友之间的亲密程度,作为一种实施方式,可以是将第一参数、第二参数、第三参数和第四参数求和,求和后的结果作为该亲密程度。

[0072] 作为一种实施方式,可以将上述的用户的社交信息作为GraphSage模型的输入,通过GraphSage模型对用户的各个好友进行分类,例如,同一个职位级别的好友之间的亲密程度会近、搞it的比搞美术的近、同兴趣的比不同兴趣的近。

[0073] 另外,好友的兴趣信息可以是服务器预先统计的,即每个好友对应一个兴趣信息,该兴趣信息可以是还有的已知兴趣信息。

[0074] S303:获取联合概率模型根据每个所述好友的亲密程度、每个好友的兴趣信息以

及所述样本数据确定的所述权重值。

[0075] 具体地,如果用户的亲密程度比较高的好友中,样本数据与大部分好友的兴趣信息匹配,则所确定的权重值比较小。也就是说,如果用户的亲密程度较高的好友中,大部分的好友都认为某个样本是精准兴趣,则输出的权重值比较小。

[0076] 作为一种实施方式,根据每个好友的亲密程度,由用户的多个好友内查找与用户的亲密程度大于某个阈值的好友,作为备选好友,然后,根据备选好友内每个好友的兴趣信息确定与样本匹配的好友的数量,其中,与样本匹配的好友是指基于好友的兴趣信息确定样本为好友的已知兴趣的可能性大于指定数值。然后,根据该与样本匹配的好友的数量确定权重值,例如,将与样本匹配的好友的数量记为第一数量,将备选好友的数量作为第二数量,将第一数量和第二数量的比值作为权重值。

[0077] 作为另一种实施方式,联合概率模型用于:根据每个好友的已知兴趣信息确定的每个好友对所述样本数据的兴趣度;根据所述好友的亲密程度和兴趣度确定所述权重值,其中,所述亲密程度越大且所述兴趣度越大,所确定的所述权重值越小。

[0078] 具体地,基于每个好友的已知兴趣信息确定的每个好友对所述样本数据的兴趣度,其中,该兴趣度可以是该样本属于好友的已知兴趣信息的可能性,然后,确定好友与用户之间的亲密程度,根据该可能性和亲密程度确定权重值,例如,可以是获取可能性与亲密程度的乘积,记为参考结果,然后,获取每个好友对应的参考结果,然后,根据每个好友的参考结果得到权重值,例如,可以是获取所有参考结果的平均值,将该平均值作为权重值。

[0079] 作为一种实施方式,该联合概率模型还可以根据用户的已知兴趣信息进行训练,具体地,请参阅后续实施例。

[0080] 作为一种实施方式,联合概率模型的结构如图4所示,其中,好友关系数据可以是上述的社交信息,好友划分模型可以是GraphSage模型,用于输出User embedding,User embedding相当于表示用户与其他用户之间的亲密程度,即上述的好友亲密程度。通过三层全连接计算获得权重值。作为一种实施方式,该三个全连层可以是多层感知机(Multilayer Perceptron,MLP),具体地,即第一全连层为MLP的输入层,第二全连层为MLP的隐藏层,第三全连层为MLP的输出层。其中,隐藏层的损失函数可以是:

$$[0081] \quad \sigma(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$

[0082] 其中,x为User embedding。

[0083] S304:根据所述权重值调整所述第一分值,所述权重值与所述第一分值正相关。

[0084] S305:根据调整后的所述第一分值训练所述待训练的兴趣试探模型。

[0085] 请参阅图5,本申请实施例提供了一种数据处理方法,该数据处理方法能够确定用户的未知兴趣,以便根据该用户的未知兴趣为用户推送内容。如图5所示,具体地,该方法的执行主体可以是上述的服务器,该方法包括:S501至S507。

[0086] S501:获取待训练的兴趣试探模型根据用户特征数据确定的第一分值。

[0087] 请参阅图6,结合图6所示的兴趣试探模型结构描述该兴趣试探模型的原理。

[0088] 如图6所示,输入兴趣试探模型的用户特征数据包括属性特征、基础特征、短期行为特征和行为特征。其中,用户的属性特征包括用户的性别、年龄、地域、使用的app等基础特征,用户的基础特征包括用户针对上述指定界面所显示的内容产品的点击兴趣行为特

征,具体地,该点击兴趣行为特征可以是用户在该指定界面上高频点击的内容的特征数据,其中,该内容的特征数据可以包括内容的描述信息和类别等数据,该描述信息可以包括内容的关键词等信息。作为一种实施方式,上述的指定客户端可以是微信APP,该指定界面可以是微信的看一看界面,上述的多个内容均为能够在看一看界面内展示的内容。也就是说,基础特征为用户针对在客户端的指定界面的显示内容的操作产生的数据。

[0089] 短期行为特征和行为特征可以是用户在与所述指定界面同属于所述客户端的其他界面的显示内容的操作产生的数据,也就是说,短期行为特征和行为特征为用户在客户端的其他界面所展示的显示内容的操作而产生的数据。作为一种实施方式,短期行为特征和行为特征都是根据用户在该其他界面上的显示内容的操作而产生,而行为特征所表征的是一种长期关注点,例如,用户在其他界面上所关注的内容或者所点赞的内容,而短期行为特征所表征的是用户在其他界面上的具体操作行为。例如,用户在其他界面上在一定时间段内,先后点击了内容1、内容2、内容3、内容1和内容2,然后,行为特征所记录的是用户在该时间段内点击了内容1两次,内容2两次,内容3一次,而短期行为特征会将用户的整个点击操作记录下来,即不仅记录了点击的次数还记录了点击的顺序。作为一种实施方式,以指定界面为微信的看一看界面,而其他界面可以是小程序的界面、公众号的界面等,短期行为特征和行为特征可以是用户在微信上的行为特征(如阅读文章、看一看活跃次数、打开的公众号、小程序使用、短期阅读历史等)。

[0090] 如图6所示,通过输入的各个特征向量,则每个特征向量对应一个域,例如,用户特征数据包括属性特征、基础特征、短期行为特征和行为特征,则所对应的域为四个域。各域的离散特征 $S = (s_1, s_2 \dots, s_n)$ 通过嵌入的方式转换为连续向量 $W_e \in \mathbb{R}^{m \times D}$ ,其中 $m$ 为嵌入向量的维度, $D$ 为字典的大小,并且各个域之间互不共享。各域嵌入后的向量 $W_e$ 通过均值函数,即Average Pooling ( $W_e$ )操作,将各个域的特征通过均值池化操作转换为一个向量表达,即 $E_e = \text{Average\_Pooling}(W_e)$ 。之后,通过特征拼接函数(即Concat)操作,进行特征间融合,即 $C_{e12} = \text{Concat}(E_{e1}, E_{e2})$ 。然后,经过多层全连接层捕获非线性特征表达变化,即通过线性整流函数得到非线性特征表达变化,即 $R_e = \text{Relu}(E_e)$ 。然后与兴趣标签计算点积,即 $\text{Dot}_{e1, e2} = \text{Dot}(E_{e1}, E_{e2})$ 。具体地,计算点积的过程可以理解为,将图6所示的兴趣标签与用户特征数据计算相似度,根据该相似度确定用户的预估兴趣信息。例如,用户特征数据与动漫标签的相似度比较高,则可以表明用户对动漫的兴趣度比较高,动漫可以作为用户的预估兴趣信息。

[0091] 另外,图6所示的注意力机制为注意力模型(Attention Model),本质来自于人类视觉注意力机制。人们视觉在感知东西的时候一般不会是一个场景从头看到尾每次都看,而往往是根据需求观察注意特定的一部分。而且当人们发现一个场景经常在某部分出现自己想观察的东西时,人们会进行学习在将来再出现类似场景时把注意力放到该部分上,将更多的注意力聚焦到有用的部分,注意力模型的本质就是加权,即是一种权重参数的分配机制,目标是协助模型捕捉重要信息。Attention模型可以计算每个输入的特征的权值,然后对特征进行加权求和,其中,特征的权值越大,则该特征对当前识别结果的贡献就越大。例如,给定一组 $\langle \text{key}, \text{value} \rangle$ ,以及一个目标(查询)向量 $\text{query}$ ,通过计算 $\text{query}$ 与每一组 $\text{key}$ 的相似性,得到每个 $\text{key}$ 的权重系数,再通过对 $\text{value}$ 加权求和,得到最终输出结果。

[0092] 所以,兴趣试探模型能够根据用户特征数据得到用户的预估兴趣信息。需要说明的是,在兴趣试探模型未被训练时,即初始的兴趣试探模型所输出的预估兴趣信息的准确

度较差,需要通过训练的方式,提高兴趣试探模型输出的预估兴趣信息的准确度。本申请实施例为了提高兴趣试探模型输出的预估兴趣信息的准确度,提高对用户已知兴趣和未知兴趣的准确分界线,可以采用图7所示的联合训练模型对兴趣试探模型训练。

[0093] S502:获取联合概率模型根据所述样本数据确定的权重值。

[0094] S503:根据所述权重值调整所述第一分值。

[0095] S504:根据调整后的所述第一分值训练所述待训练的兴趣试探模型。

[0096] S505:获取精准兴趣模型根据所述用户的已知兴趣信息确定的第二分值。

[0097] 其中,所述第二分值用于表征所述样本数据属于用户已知兴趣的可能性,即第二可能性,所述已知兴趣信息为已确定的所述用户的兴趣爱好。

[0098] 作为一种实施方式,所述已知兴趣信息可以为根据用户对推送的历史内容的点击数据而确定的兴趣爱好。具体地,用户的已知兴趣信息用于表征服务器当前已确定的用户的兴趣标签。例如,服务器内存储有每个用户的用户标识和用户标识对应的已知兴趣信息。作为一种实施方式,该已知兴趣信息可以是兴趣标签,在服务器在根据用户的已知兴趣信息为用户推荐内容的时候,可以确定用户的兴趣标签,并且从多个内容中,查找与兴趣标签匹配的内容,作为推荐内容。

[0099] 在一些实施例中,该已知兴趣信息为根据用户对推送的历史内容的点击数据而确定的兴趣标签。在一些实施例中,服务器统计在预设时间段内用户对每个内容的点击数据。其中,该点击数据包括点击操作。然后,确定用户在预设时间段内,用户点击过的内容,然后,再对所点击的内容分析,提取内容的关键特征,对各个关键特征统计和偏序,从而得到用户的已知兴趣信息。例如,用户在预设时间段内对榴莲相关的内容点击次数比较高,从而就能够确定榴莲为用户的兴趣标签,即用户的已知兴趣信息包括榴莲。

[0100] 作为另一种实施方式,该已知兴趣信息还可以是用户录入的信息。例如,用户发送兴趣信息至服务器,服务器将用户发送的兴趣信息作为已知兴趣信息并且与用户的用户标识绑定。其中,用户录入兴趣信息的方式可以是,服务器为用户提供一个兴趣提交界面,在该界面内存在兴趣录入区域,用户可以在该区域内通过虚拟键盘输入兴趣信息,也可以在该区域内从多个兴趣标签内选择兴趣,作为用户录入的兴趣信息。

[0101] 在一些实施例中,用户在客户端注册的时候,在客户端注册过程中,客户端显示兴趣提交界面,用户在该兴趣提交界面内输入兴趣信息,才能够完成注册,从而客户端将用户所输入的兴趣信息与用户注册的用户帐号一起发送至服务器,服务器将用户提交的兴趣信息作为已知兴趣信息,并且将用户帐号与用户的已知兴趣信息对应存储。

[0102] 预估兴趣信息为不属于用户的已知兴趣信息,但是用户感兴趣的可能性比较大。例如,预估兴趣信息和已知兴趣信息均为兴趣标签,则预估兴趣信息为不属于用户的已知兴趣标签,但是用户感兴趣的可能性比较高的标签。例如,用户的已知兴趣标签包括榴莲,用户的预估兴趣信息可以包括菠萝,用户的预估兴趣信息用于表征用户可能会感兴趣的信息,或者,兴趣度大于指定阈值的兴趣标签。

[0103] 作为一种实施方式,用户的已知兴趣信息可以基于精准兴趣模型而获取,具体地,该精准兴趣模型可以是上述的FNN、RNN等模型,精准兴趣模型根据用户画像得到用户的已知兴趣信息,其中,该用户画像可以包括用户基础特征、行为特征、内容和上下文特征等。

[0104] 与兴趣试探模型类似,精准兴趣模型也可以根据用户的已知兴趣信息确定样本数

据属于用户已知兴趣的可能性,即第二可能性。

[0105] S506:根据所述第一分值和所述第二分值调整所述权重值。

[0106] S507:根据调整后的所述权重值训练所述联合概率模型。

[0107] 作为一种实施方式,该联合训练模型是同时使用了精准兴趣模型、兴趣试探模型和联合概率模型分别对兴趣试探模型和联合概率模型训练的,因此,在利用整个联合训练模型对兴趣试探模型训练的时候,兴趣试探模型输出的兴趣信息的准确度会影响整个模型的收敛速度,进而影响训练速度。因此,保证在联合模型训练的时候,兴趣试探模型的表现不会太弱,导致整个模型的学习波动以及收敛速度缓慢,从而提升兴趣试探模型的准确性,以便可以具备一个更合适的联合模型训练方向,获得稳定有效的模型,并提升模型的收敛速度,可以在进行联合模型训练之前,先对兴趣试探模型训练。

[0108] 于本申请实施例中,将未开始训练的兴趣试探模型命名为初始的兴趣试探模型训练,如图6所示,在构造出初始的兴趣试探模型之后,将用户特征数据输入初始的兴趣试探模型,然后,初始的兴趣试探模型输出初始兴趣信息,该初始兴趣信息所表征的是,未经过训练的初始的兴趣试探模型的输出结果。

[0109] 作为一种实施方式,获取样本数据,将该样本数据和初始的兴趣试探模型的输出结果(即上述点积函数的输出结果)通过损失函数训练。其中,损失函数用于模型拟合的好坏,通常用损失函数来度量拟合的程度。损失函数极小化,意味着拟合程度最好,对应的模型参数即为最优参数。作为一种实施方式,可以通过对损失函数采用梯度下降算法优化兴趣试探模型的参数,从而能够优化上述的初始兴趣信息。

[0110] 作为一种实施方式,该样本数据可以是预设时间段为通过该指定界面为用户推送的所有内容。作为另一种实施方式,该样本数据可以是预设时间段为用户在该指定界面内点击的内容。

[0111] 作为一种实施方式,计算sigmoid loss,通过反向传播优化loss,在具体地,对初始的兴趣试探模型训练5000次,得到待训练的兴趣试探模型。经过预训练后,兴趣试探模型对用户的试探兴趣进行学习训练,作为刻画用户试探兴趣的强弱表达,为联合模型训练做准备。需要说明的是,待训练的兴趣试探模型是对初始的兴趣试探模型的训练,该特训练的兴趣试探模型输出的兴趣信息,可以命名为待确认兴趣信息,也就是说,此时的待确认兴趣信息的精准度依然不是太理想,还需要通过联合训练模型对该待训练的兴趣试探模型训练。

[0112] 作为另一种实施方式,也可以不对初始的兴趣试探模型预先训练。具体地,可以在生产初始的兴趣试探模型之后,直接通过联合训练模型对初始的兴趣试探模型的训练,则此时的图7所示的待训练的兴趣试探模型为未预先训练的初始的兴趣试探模型而非预先训练后的初始的兴趣试探模型。

[0113] 如图7所示,图7示出了联合训练模型的结构,联合模型训练引入推荐系统的精准兴趣模型,用联合概率模型将精准兴趣模型和兴趣试探模型进行联合训练,对用户的样本数据进行统一训练。精准兴趣模型负责解决样本中用户已知的兴趣刻画,兴趣试探模型负责解决用户未知的兴趣计算,联合概率模型准确的计算日志中精准和试探样本的划分。

[0114] 如图7所示,精准兴趣模型输出的是用户对应的已知兴趣信息。作为一种实施方式,精准兴趣模型为已经训练完成的模型,因此可以不必通过联合训练模型对精准兴趣模

型进行训练,由于引入了精准兴趣模型,因此,能够根据所述样本数据和所述用户对应的已知兴趣信息对所述待训练的兴趣试探模型训练,以将所述待确认兴趣信息优化为所述用户的预估兴趣信息。

[0115] 由于精准兴趣模型输出的用户的已知兴趣信息反应了已经确定的用户的兴趣爱好,即与已知兴趣信息的内容为用户感兴趣的内容,那么与该内容相似的内容也可能是用户感兴趣的内容,例如,用户的已知兴趣信息包括射击类游戏,则用户也可能会喜欢moba游戏,二者之间的相关性能够作为衡量moba游戏是否为用户的未知兴趣即预估兴趣信息的依据。因此,参考用户对应的已知兴趣信息并且根据样本数据对待训练的兴趣试探模型训练,能够对待确认兴趣信息进行优化。

[0116] 作为一种实施方式,如图7所示,输入兴趣试探模型的用户数据1可以包括搜索词、用户在小程序上的操作数据、用户在客户端的操作数据以及序列行为,序列行为可以包括用户的在看一看或者其他的界面上的点击行为,具体地,该用户数据可以参考前述的输入兴趣试探模型的用户特征数据,输入精准兴趣模型的用户数据2可以包括用户对应的阅读文章数据、点击视频数据、关注的公众号以及其他的阅读历史等。

[0117] 将样本数据输入精准兴趣模型、兴趣试探模型和联合概率模型,则该精准兴趣模型能够根据用户对应的已知兴趣信息确定样本数据属于用户已知兴趣的第二分值,兴趣试探模型能够确定样本数据属于用户未知兴趣的第一分值,联合概率模型输出样本的权重值。然后根据第一分值、第二分值和权重值对所述待训练的兴趣试探模型训练,权重值可以修正所述待训练的兴趣试探模型确定的第一分值,以优化第一分值的准确度。

[0118] 作为一种实施方式,兴趣试探模型的损失传递值用于表示兴趣试探模型预估的属于用户未知兴趣的样本与真实属于用户未知兴趣样本的差值,即该差值能够表示预估值与真实值的差值,该预估值为兴趣试探模型输出的第一可能性,即第一分值,该真实值表示该样本为用户未知兴趣的真实可能性。

[0119] 为了结合用户的已知兴趣信息得到用户的未知兴趣信息,则根据所述第一可能性、所述第二可能性和所述权重值确定所述兴趣试探模型的损失传递值。具体地,所述第一可能性为第一分值,所述第二可能性为第二分值,所述根据所述第一可能性、所述第二可能性和所述权重值确定所述兴趣试探模型的损失传递值的实施方式可以是,根据权重值、所述第一分值和所述第二分值得到总分值,所述权重值为根据联合概率模型得到的用于表征所述样本属于用户的已知兴趣的可能性;根据所述总分值确定所述兴趣试探模型的损失传递值。

[0120] 具体地,所述根据所述权重值、所述第一分值和所述第二分值得到总分值的实施方式可以是,根据以下公式(1)确定总分值。

$$[0121] \quad \text{score} = (1-d_s) * \text{score}_p + d_s * \text{score}_{ep} \quad (1)$$

[0122] 其中,score为总分值, $d_s$ 为权重值, $\text{score}_p$ 为第二分值, $\text{score}_{ep}$ 为第一分值。作为一种实施方式,score、 $d_s$ 、 $\text{score}_p$ 和 $\text{score}_{ep}$ 的取值范围均在[0,1]。

[0123] 于本申请实施例中,权重值为根据联合概率模型得到的用于表征所述样本属于用户的已知兴趣的可能性,也就是说,权重值提供了一个修正力,从而来修正兴趣试探模型对样本的评分。

[0124] 作为一种实施方式,联合概率模型能够确定当前所训练的样本属于精准兴趣模型

的概率。需要说明的是,精准兴趣模型输出的第二分值用于表征样本数据属于用户已知兴趣的可能性,其所表达的时候用户的已知兴趣信息对该样本的评分,即该评分越高,则该样本越有可能与用户的已知兴趣匹配,而联合概率模型输出的权重值,所表征的是样本属于精准兴趣模型的概率,该权重值所表达的含义与第二分值不同,因为,该样本属于精准兴趣模型不表示该样本一定就是属于用户的已知兴趣,而权重值所表达的为精准兴趣模型对样本的评分对最终确定的用户未知兴趣的影响力。

[0125] 下面将结合图7阐述联合训练模型的训练过程。

[0126] 具体地,图7所示的bp为反向传播(Backpropagation),fw是forward的缩写,表示模型预测。联合训练模型分为两部分,分别为兴趣试探模型训练和联合概率模型训练。各模型输入相应用户兴趣向量,经过各个模型的特征空间计算转换后,输出各个模型对当前样本的评分,即第二分值 $score_p$ 、第一分值 $score_{ep}$ 和权重值 $d_s$ 。

[0127] 如图7所示,输入联合概率模型的数据为用户向量,该用户向量可以是用户的高维画像表达,空间向量可以是用户向量的空间转换,作为联合概率模型的输入。具体地,根据所需推送的内容的类型或者具体的推送需求,用户向量可以依据具体推送需求而设定,于本申请实施例中,该用户向量可以是上述的用户的社交信息。

[0128] 然后根据上述的公式(1)计算得到总分值 $score$ ,反向传播优化联合概率模型和兴趣试探模型参数。

[0129] 对于兴趣试探模型,其损失函数loss为:

$$[0130] \quad \frac{\partial(score)}{\partial(\theta_j)} = (d_s) \frac{\partial(score_{ep})}{\partial(\theta_j)} \quad (2)$$

[0131] 其中, $\theta_j$ 为兴趣试探模型的参数,公式(2)为梯度下降算法,通过该梯度下降算法对兴趣试探模型对样本的评分训练,得到最优解,从而使得训练后的兴趣试探模型能够准确的输出用户的预估兴趣信息。可以看出,当 $d_s$ 较小的时候,更多属于精准模型,即样本适用于训练所述兴趣试探模型的可能性比较小,loss对兴趣试探模型的损失传递较小,可以看出,权重值使得右边式子的整体分值变小,即权重值使得兴趣试探模型输出的第一分值更小。当 $d_s$ 较大的时候,即样本适用于训练所述兴趣试探模型的可能性比较大,loss对兴趣试探模型的损失传递较大,权重值使得右边式子的整体分值变大,即权重值使得兴趣试探模型输出的第一分值更大。

[0132] 对于联合概率模型,其损失函数loss为:

$$[0133] \quad \frac{\partial(score)}{\partial(\theta_i)} = (score_{ep} - score_p) \frac{\partial(d_s)}{\partial(\theta_i)} \quad (3)$$

[0134] 其中, $\theta_i$ 为联合概率模型的参数,公式(3)为梯度下降算法,通过该梯度下降算法对联合概率模型对样本的评分训练,得到最优解,从而使得训练后的联合概率模型能够准确的确定出权重值,即能够准确的确定当前样本属于精准兴趣模型的可能性。当 $score_p$ 和 $score_{ep}$ 差值较小的时候,精准兴趣模型和兴趣试探模型的边界模糊,loss对联合概率模型的损失传递较小,也就是说,权重值用于表征所述样本适用于训练所述兴趣试探模型的可能性,如果在一个样本,精准兴趣模型和兴趣试探模型都给出一个较高的分值,导致二者的差距比较小的时候,权重值也应当比较小,因为,样本可能更倾向于适用于训练精准兴趣模型,所以, $score_p$ 和 $score_{ep}$ 差值使得权重值更小,进而降低样本适用于训练所述兴趣试探模

型的可能性,也就是说,在精准兴趣模型和兴趣试探模型的边界模糊的时候,在很难精确划分样本适用于精准兴趣模型还是兴趣试探模型的训练的时候,降低权重值。同理,当 $score_p$ 和 $score_{ep}$ 差值较大的时候,精准兴趣模型和兴趣试探模型的边界清晰,loss对联合模型的损失传递较大,表明样本适用于训练所述兴趣试探模型的可能性较大。因此,通过公式(3),可以利用精准兴趣模型和兴趣试探模型对联合概率模型训练,使得联合概率模型确定的权重值更加准确。具体地,可以对联合概率模型中的隐藏层的输出 $f(W1X+b1)$ 中的参数训练,使得该参数得到最优解,例如,可以采用梯度下降算法。

[0135] 请参阅图8,本申请实施例提供了一种数据处理方法,该数据处理方法能够确定用户的未知兴趣,以便根据该用户的未知兴趣为用户推送内容。如图8所示,具体地,该方法的执行主体可以是上述的服务器,该方法包括:S801至S807。

[0136] S801:获取待训练的兴趣试探模型根据用户特征数据确定的第一分值。

[0137] S802:获取联合概率模型根据所述样本数据确定的权重值。

[0138] S803:根据所述权重值调整所述第一分值。

[0139] S804:根据调整后的所述第一分值训练所述待训练的兴趣试探模型。

[0140] S805:获取根据已训练的兴趣试探模型得到用户的预估兴趣信息。

[0141] 其中,其中,所述兴趣试探模型根据上述的数据处理方法得到,具体地请参阅前述实施例,在此不再赘述。

[0142] S806:根据所述用户的预估兴趣信息确定待推送内容。

[0143] 作为一种实施方式,可以根据所述用户的预估兴趣信息由多个内容中确定待推送内容。

[0144] 确定每个内容的信息标签,该信息标签用于描述该内容。在一些实施例中,该信息标签可以是内容的类别、内容的关键字等。

[0145] 其中,多个内容为用于通过指定客户端的指定界面显示的内容。作为一种实施方式,该指定客户端可以是用户终端用于显示该待推送内容的客户端,则上述服务器可以是指定客户端对应的服务器,则用户的用户标识可以是登录该指定客户端的用户帐号。如图9所示,该指定界面为指定客户端的信息展示界面,在该界面内能够显示多个内容,如图9所示的内容301、内容302、内容303、内容304,用户可以再指定界面内查阅内容301、内容302、内容303、内容304,并且能够点击每个内容,从而能够进入每个内容对应的详情界面,如图10所示,图10所示的界面为内容302对应的详情界面,用户点击在图9所示的指定界面内点击该内容302的时候,图9所示的内容详情界面在屏幕上显示,用户在该图10所示的界面内查阅内容302对应的详情内容。

[0146] 根据所述用户的预估兴趣信息由多个内容内确定待推送内容的实施方式,获取每个内容的信息标签,将该信息标签与用户的预估兴趣信息匹配,将与该预估兴趣信息匹配的信息标签对应的内容作为待推送内容。其中,匹配的方式可以是获取信息标签与用户的预估兴趣信息的相似度,将该相似度大于指定阈值的内容,作为待推送内容。

[0147] 作为一种实施方式,可以是确定每个内容的信息标签与用户的预估兴趣信息的匹配度,对该匹配度进行排序,得到推送序列,将推送序列中排序靠前的N个内容作为待推送内容。其中,N为大于1的正整数。

[0148] 需要说明的是,与用户的已知兴趣信息匹配的内容,可以被命名为用户精准兴趣

内容,与用户的预估兴趣信息匹配的内容,可以被命名为用户试探兴趣内容,该用户精准兴趣内容通常与用户曾点击的内容或者曾频繁点击的内容相关,试探兴趣内容可以是用户未曾点击过的类别的内容或者未频繁点击过的类别的内容,而是由服务器预估出的用户可能感兴趣或者有较大概率可能会点击的内容。

[0149] S807:将所述待推送内容推送至所述用户对应的客户端。

[0150] 其中,所述用户对应的客户端可以是上述的指定客户端。

[0151] 作为一种实施方式,待推送内容也是在指定客户端的上述指定界面内显示的,作为一种实施方式,该指定界面为客户端内的指定应用程序的界面,于本申请实施例中,该指定界面可以是微信的“看一看”的界面。

[0152] 具体地,服务器将待推送内容推送至所述用户的所述指定客户端,指定客户端将该待推送内容在指定界面内显示。

[0153] 在一些实施例中,指定客户端启动指定界面的时候,将待推送内容以及其他的内容一起在指定界面上显示,其中,其他的内容可以是服务器根据其他的策略确定的推送内容,其中,其他的策略可以包括根据用户的已知兴趣信息确定的推送内容。

[0154] 在另一些实施例中,在服务器确定待推送内容的时候,指定客户端的指定界面已经被打开,则可以基于一些推送策略在用户已经打开指定界面的情况下,将该待推送内容推送至指定客户端并且在指定界面内显示。

[0155] 作为一种实施方式,该待推送内容在指定界面内显示的实施方式可以是,指定客户端获取到待推送内容之后,等待用户下一次的刷新操作,在下一次刷新到来的时候,将该待推送内容在指定界面的指定区域内显示。在一些实施例中,该指定区域为该指定界面内的内容显示页面的顶部区域,则该刷新操作为用户触发该页面的顶部边缘向下移动。因此,在指定客户端获取到待推送内容之后,在用户触发页面的顶部边缘向下移动并且保持一定时间长度的时候,执行页面刷新操作,如图11所示,将待推送内容在指定界面的页面的顶部区域内显示。由此,在用户刷新的时候,能够立刻将待推送内容在该指定界面内展示给用户,而且,能够预先获取到待推送内容,则用户终端可以预先根据该待推送内容生成待显示的内容,以便在获取到刷新请求的时候,能够立刻将待显示的内容显示,减少指定界面刷新所需等待的时间。

[0156] 作为另一种实施方式,该待推送内容在指定界面内显示的实施方式还可以是,指定客户端获取到待推送内容之后,等待用户下一次打开指定界面的时候,将待推送内容在指定界面内显示。

[0157] 作为又一种实施方式,图9所示的指定界面上的内容301、内容302、内容303、内容304可以是服务器基于用户的请求或其他的推送策略在指定界面内显示的,则在该指定界面被显示的情况下,服务器确定用户的待推送内容,并且将该待推送内容发送至指定客户端。指定客户端在确定用户点击当前的指定界面上的内容的时候,进入所选定的内容的详情界面,则在用户返回指定界面的时候,在用户所选定的内容的下方展示待推送内容。

[0158] 例如,用户在图9所示的界面内,点击内容302,然后,指定客户端将图10所示的内容302的详情界面显示,用户在关闭该详情界面之后,返回指定界面的时候,该指定界面所显示的内容变为图12所示的内容,也就是说,在图9和图12所示的内容302的下方显示待推送内容,从而能够在确定用户当前所浏览的内容的下方显示待推送内容,一方面能够快速

有效地将待推送内容推送给用户,另一方面,还能够避免图9中的指定界面所显示的内容可能与用户的已知兴趣信息相关,而图9内的各个内容可能存在的差异性比较小,用户如果持续阅读该差异性比较小的内容,可能会造成审美疲劳。

[0159] 例如,用户的已知兴趣信息包括动漫,则图9所显示的内容为服务器根据用户的已知兴趣信息而确定的内容,则用户在图9的指定界面内,图9所示的内容,甚至图9未示出的内容,都是与动漫相关,用户会连续看到多个内容都与动漫相关。因此,在根据用户的预估兴趣信息确定了待推送内容之后,在指定界面的用户所选中的内容的下方将待推送内容显示,能够使得用户接触到一些动漫之外的且有较大可能性会感兴趣的内容,提高用户体验度。

[0160] 作为一种实施方式,服务器在确定待推送内容之后,可以预先设置一个推送条件,则该服务器的参数信息满足推送条件的时候,执行将所述待推送内容推送至所述用户的所述指定客户端,从而能够保证服务器在参数信息满足推送条件的情况下才会将待推送内容推送至目标用户对应的指定客户端。

[0161] 其中,推送条件是时间间隔,则参数信息可以是服务器对应的系统时间,即当前时刻。则服务器获取当前的系统时间,作为当前时刻,然后上一次发送活动信息至用户的时刻作为历史时刻,获取所述历史时刻与所述当前时刻之间的时间差,判断该时间差是否大于或等于指定时间间隔阈值,如果大于或等于指定时间间隔阈值,则执行获取待推送的活动信息的操作。其中,指定时间间隔阈值可以是预先根据用户需求或者推送需求而设定的,例如,可以是24小时,从而能够保证每天推送一次活动内容。

[0162] 另外,该推送条件除了为上述的时间间隔之外,还可以是服务器与用户终端之间的网络参数满足指定通信条件,从而能够避免在服务器与用户终端之间的网络状态较差的时候,依然将待推送的活动信息至用户终端,而造成资源的浪费。具体地,服务器获取服务器与待推送用户所对应的用户终端之间的通信参数,确定该通信参数是否满足指定通信条件,如果满足该指定通信条件,则将所述待推送的活动信息推送给所述待推送用户对应的用户终端。

[0163] 则具体地,该通信参数可以是信道质量,其中,信道质量可以是信道的误差向量幅度、接入点个数、信号强度等。其中,误差向量幅度(Error Vector Magnitude,简称EVM)指在给定时刻理想无误差基准信号与实际发射信号的向量差,用于衡量调制信号的幅度误差和相位误差,EVM具体表示接收终端对信号进行解调时产生的IQ分量与理想信号分量的接近程度,是考量调制信号质量的一种指标。EVM越小,信道的信道质量越好。而接入点的个数也可以在信道扫描的时候,获取每个信道上的接入点,由此就能够确定每个信道上的接入点个数,接入点的个数越多,信道质量越差,反之,越好。同理,信号强度也可以在信道扫描的时候获得,信号强度越高,则信道质量越高,反之,越低。

[0164] 则具体地,确定该通信参数是否满足指定通信条件的具体实施方式为,判断该信道质量是否满足指定通信质量,如果满足指定通信质量,则判定通信参数满足该指定通信条件。具体地,该信道质量为信道的误差向量幅度,则如果该信道的误差向量幅度小于指定数值,则判定该信道质量满足指定通信质量,进而判定通信参数满足该指定通信条件。

[0165] 因此,根据已知兴趣信息确定用户的未知兴趣。然后,根据所述用户的预估兴趣信息确定待推送内容;将所述待推送内容推送至所述用户对应的客户端,从而使得本申请不

仅仅可以根据用户的已知兴趣为用户推送内容,还可以根据用户的未知兴趣为用户推送内容,提高了推送内容的多样性。

[0166] 请参阅图13,本申请实施例提供了一种数据处理方法,该数据处理方法能够确定用户的未知兴趣,以便根据该用户的未知兴趣为用户推送内容。如图13所示,具体地,该方法的执行主体可以是上述的服务器,该方法包括:S1301至S1308。

[0167] S1301:获取待训练的兴趣试探模型根据用户特征数据确定的第一分值。

[0168] S1302:获取联合概率模型根据所述样本数据确定的权重值。

[0169] S1303:根据所述权重值调整所述第一分值。

[0170] S1304:根据调整后的所述第一分值训练所述待训练的兴趣试探模型。

[0171] S1305:获取根据已训练的兴趣试探模型得到用户的预估兴趣信息。

[0172] 其中,其中,所述兴趣试探模型根据上述的数据处理方法得到,具体地请参阅前述实施例,在此不再赘述。

[0173] S1306:确定符合指定需求的内容,作为备选内容。

[0174] 作为一种实施方式,服务器设置有内容数据库,该内容数据库内存储有多个内容,且该多个内容为用于发送至各个用户对应的客户端进行显示。本申请实施例提供的方式需要在该内容数据库内的多个内容为用户推送内容。

[0175] 具体地,将该多个内容记为待选内容,从该待选内容确定符合指定需求的内容,作为备选内容。

[0176] 作为一种实施方式,用户的预估兴趣信息可以是多个预估兴趣标签,而考虑到用户的预估兴趣标签的数量比较大,则如果基于过多的预估兴趣标签确定待推送内容,会使用户所看到的内容的种类或者标签过于分散,而导致用户对某个内容点击的可能性不大,减低了推送的准确度。则可以设置一个筛选条件,通过该筛选条件确定备选内容。

[0177] 作为一种实施方式,该筛选条件可以根据用户终端当前的地理位置而确定。具体地,服务器获取用户终端的当前位置信息,确定该当前位置信息坐在的位置区域,然后,确定位置区域内的商铺,并且确定每个商铺对应的商铺信息,该商铺信息可以是商铺所售卖的商品的描述信息,该描述信息可以包括商品的类别,然后,从待选内容中确定与商品信息匹配的内容,作为备选内容。具体地,将用户终端的所在的位置区域内的每个商铺的商铺信息与待选内容中的每个内容匹配,将所有的匹配的内容作为备选内容。例如,用户终端当前的地理位置附近的商铺的商铺信息包括水果、玩具、电影院和餐厅等,然后,服务器将待选内容中与水果、玩具、电影院和餐厅等商铺信息相关的内容作为备选内容,然后,再从备选内容中筛选出后续的待推送内容。

[0178] 作为另一种实施方式,确定符合指定需求的内容作为备选内容的实施方式还可以是,由多个内容内确定与用户的已知兴趣信息匹配的内容;将所述多个内容中,所述匹配内容之外的内容作为备选内容。

[0179] 具体地,如图14所示,获取用户的已知兴趣信息,根据用户的已知兴趣信息由上述待选内容中确定与用户的已知兴趣信息匹配的内容,作为精准兴趣内容。然后,将待选内容中精准兴趣内容之外的内容作为备选内容。由此,能够避免上述根据兴趣试探模型确定的预估兴趣信息,如果与用户的已知兴趣信息太过相似的话,导致基于预估兴趣信息确定的推送内容,与基于已知兴趣信息确定的内容太过重复,而导致为用户推送过多的重复内容。

因此,在基于预估兴趣信息确定推送内容的时候,会直接将属于精准兴趣的内容过滤,从而能够避免在上述的权重值设置的不合理而导致内容推送不准确。

[0180] S1307:根据所述用户的预估兴趣信息由所述备选内容内确定待推送内容。

[0181] S1308:将所述待推送内容推送至所述用户对应的客户端。

[0182] 另外,如图14所示,在将待推送内容推送至所述用户对应的客户端之后,还可以收集用户对该待推送内容的操作数据,并且继续作为用户特征数据然后依据上述实施例所提及的方法对兴趣试探模型训练,以进一步优化兴趣试探模型输出的预估兴趣信息。

[0183] 作为一种实施方式,本申请实施例还可以将基于用户的已知兴趣信息确定的内容,即精准兴趣内容推送至用户对应的客户端。具体地,将根据所述用户的预估兴趣信息确定的待推送内容命名为未知兴趣内容,可以是将精准兴趣内容和未知兴趣内容根据预定策略同时推送至用户对应的客户端。

[0184] 作为一种实施方式,上述图9、11、12所示的内容301、内容302、内容303和内容304均为精准兴趣内容,则如图11所示,可以是在用户对指定界面刷新的时候,将未知兴趣内容显示,例如,将未知兴趣内容在指定界面的页面的顶部区域显示,还可以是如图12所示,在用户点击某个精准兴趣内容的时候,再将未知兴趣内容在指定界面内显示,具体地,在该被点击的精准兴趣内容下方的相邻区域内显示未知兴趣内容。如图11和12所示,内容501和内容502均为未知兴趣内容。从而,用户打开指定界面的时候,服务器先将精准兴趣内容推送至用户的客户端并且在指定界面内显示,从而可以通过该精准兴趣内容先调动起用户的阅读兴趣,然后,在用户点击某个精准兴趣内容之后,再为用户推送未知兴趣内容,使得用户能够在精准兴趣内容的熏陶下更有可能点击该未知兴趣内容。作为另一种实施方式,还可以是如图15所示,精准兴趣内容和未知兴趣内容交错显示。

[0185] 作为一种实施方式,精准兴趣内容和未知兴趣内容的数量可以根据所需推送内容的总数量而设置。具体地,假设单次为用户推送的内容不超过20个,则所需推送内容的总数量为20个,将精准兴趣内容和未知兴趣内容之间比例设置为 $M1/M2$ ,因此,精准兴趣内容为 $20 * M1 / (M2 + M1)$ ,未知兴趣内容的数量为总数量与精准兴趣内容的数量之差。

[0186] 因此,通过由多个内容内确定与用户的已知兴趣信息匹配的内容,将所述多个内容中,所述匹配内容之外的内容作为备选内容,然后,根据所述用户的预估兴趣信息由所述备选内容内确定待推送内容,能够避免基于用户的预估兴趣信息推送的内容与基于用户的已知兴趣信息确定的推送内容存在太多重复内容。

[0187] 请参阅图16,本申请实施例还提供了一种数据处理装置,所述数据处理装置1600包括:第一获取单元1601、第二获取单元1602、调整单元1603和训练单元1604。

[0188] 第一获取单元1601,用于获取待训练的兴趣试探模型根据用户特征数据确定的第一分值,所述第一分值用于表征样本数据属于用户未知兴趣的可能性。

[0189] 第二获取单元1602,用于获取联合概率模型根据所述样本数据确定的权重值,所述权重值用于表征所述样本适用于训练所述兴趣试探模型的可能性。

[0190] 进一步地,第二获取单元1602还用于获取所述用户与各个好友之间的亲密程度和每个好友的兴趣信息;获取联合概率模型根据每个所述好友的亲密程度、每个好友的兴趣信息以及所述样本数据确定的所述权重值。

[0191] 进一步地,第二获取单元1602还用于根据每个好友的已知兴趣信息确定的每个好

友对所述样本数据的兴趣度;根据所述好友的亲密度和兴趣度确定所述权重值,其中,所述亲密度越大且所述兴趣度越大,所确定的所述权重值越小。

[0192] 调整单元1603,用于根据所述权重值调整所述第一分值,所述权重值与所述第一分值正相关。

[0193] 训练单元1604,用于根据调整后的所述第一分值训练所述待训练的兴趣试探模型,所述训练后的兴趣试探模型用于根据所述用户特征数据确定用户的预估兴趣信息,所述预估兴趣信息为所述用户的非已知兴趣信息,所述预估兴趣信息用于确定推送至用户对应的客户端的待推送内容。

[0194] 进一步地,数据处理装置1600还包括:联合训练单元,用于获取精准兴趣模型根据所述用户的已知兴趣信息确定的第二分值,所述第二分值用于表征所述样本数据属于用户已知兴趣的可能性,所述已知兴趣信息为已确定的所述用户的兴趣爱好;根据所述第一分值和所述第二分值调整所述权重值,所述权重值作为所述联合概率模型的损失函数的输出值;根据调整后的所述权重值训练所述联合概率模型。

[0195] 进一步地,数据处理装置1600还包括:预训练单元,用于根据所述样本数据和所述用户特征数据对初始的兴趣试探模型预先训练指定次数,得到待训练的兴趣试探模型。

[0196] 具体地,用户特征数据包括用户的基础特征和行为数据,所述行为数据为用户针对客户端的指定应用模块以及其他应用模块的操作产生的数据,所述其他应用模块为与所述指定应用模块相关的同属于所述客户端的应用模块。

[0197] 进一步地,数据处理装置1600还包括:推送单元,用于获取根据已训练的兴趣试探模型得到用户的预估兴趣信息;根据所述用户的预估兴趣信息确定待推送内容;将所述待推送内容推送至所述用户对应的客户端。

[0198] 具体地,推送单元还用于确定符合指定需求的内容,作为备选内容;根据所述用户的预估兴趣信息由所述备选内容内确定待推送内容。

[0199] 具体地,推送单元还用于由多个内容内确定与用户的已知兴趣信息匹配的内容;将所述多个内容中,所述匹配内容之外的内容作为备选内容。

[0200] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,上述描述装置和模块的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0201] 请参考图17,其示出了本申请实施例提供的一种电子设备的结构框图。该电子设备10可以是智能手机、平板电脑、电子书等能够运行应用程序的电子设备的电子设备。具体地,于本申请实施例,该电子设备10可以是上述的服务器200。

[0202] 本申请中的电子设备10可以包括一个或多个如下部件:处理器110、存储器120、以及一个或多个应用程序,其中一个或多个应用程序可以被存储在存储器120中并被配置为由一个或多个处理器110执行,一个或多个程序配置用于执行如前述方法实施例所描述的方法。

[0203] 处理器110可以包括一个或者多个处理核。处理器110利用各种接口和线路连接整个电子设备10内的各个部分,通过运行或执行存储在存储器120内的指令、程序、代码集或指令集,以及调用存储在存储器120内的数据,执行电子设备10的各种功能和处理数据。可选地,处理器110可以采用数字信号处理(Digital Signal Processing, DSP)、现场可编程门阵列(Field-Programmable Gate Array, FPGA)、可编程逻辑阵列(Programmable Logic

Array, PLA) 中的至少一种硬件形式来实现。处理器110可集成中央处理器 (Central Processing Unit, CPU)、图像处理器 (Graphics Processing Unit, GPU) 和调制解调器等中的一种或几种的组合。其中, CPU主要处理操作系统、用户界面和应用程序等; GPU用于负责显示内容的渲染和绘制; 调制解调器用于处理无线通信。可以理解的是, 上述调制解调器也可以不集成到处理器110中, 单独通过一块通信芯片进行实现。

[0204] 存储器120可以包括随机存储器 (Random Access Memory, RAM), 也可以包括只读存储器 (Read-Only Memory)。存储器120可用于存储指令、程序、代码、代码集或指令集。存储器120可包括存储程序区和存储数据区, 其中, 存储程序区可存储用于实现操作系统的指令、用于实现至少一个功能的指令 (比如触控功能、声音播放功能、图像播放功能等)、用于实现下述各个方法实施例的指令等。存储数据区还可以存储电子设备10在使用中所创建的数据 (比如电话本、音视频数据、聊天记录数据) 等。

[0205] 请参考图18, 其示出了本申请实施例提供的一种计算机可读存储介质的结构框图。该计算机可读介质1800中存储有程序代码, 所述程序代码可被处理器调用执行上述方法实施例中所述的方法。

[0206] 计算机可读存储介质1800可以是诸如闪存、EEPROM (电可擦除可编程只读存储器)、EPROM、硬盘或者ROM之类的电子存储器。可选地, 计算机可读存储介质1800包括非易失性计算机可读介质 (non-transitory computer-readable storage medium)。计算机可读存储介质1800具有执行上述方法中的任何方法步骤的程序代码1810的存储空间。这些程序代码可以从一个或者多个计算机程序产品中读出或者写入到这一个或者多个计算机程序产品中。程序代码1810可以例如以适当形式进行压缩。

[0207] 最后应说明的是: 以上实施例仅用以说明本申请的技术方案, 而非对其限制; 尽管参照前述实施例对本申请进行了详细的说明, 本领域的普通技术人员当理解: 其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改, 或者对其中部分技术特征进行等同替换; 而这些修改或者替换, 并不驱使相应技术方案的本质脱离本申请各实施例技术方案的精神和范围。



图1

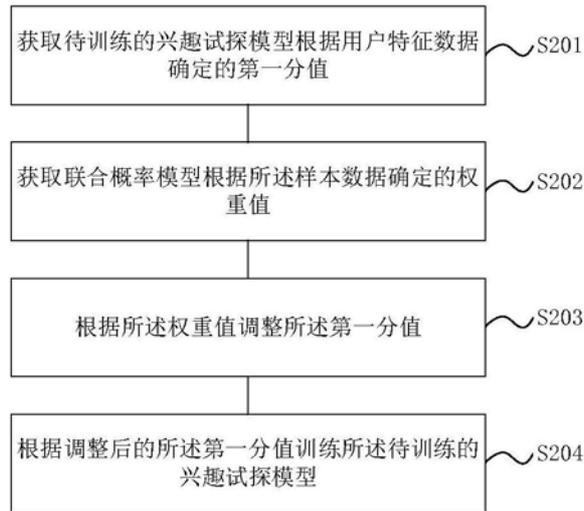


图2

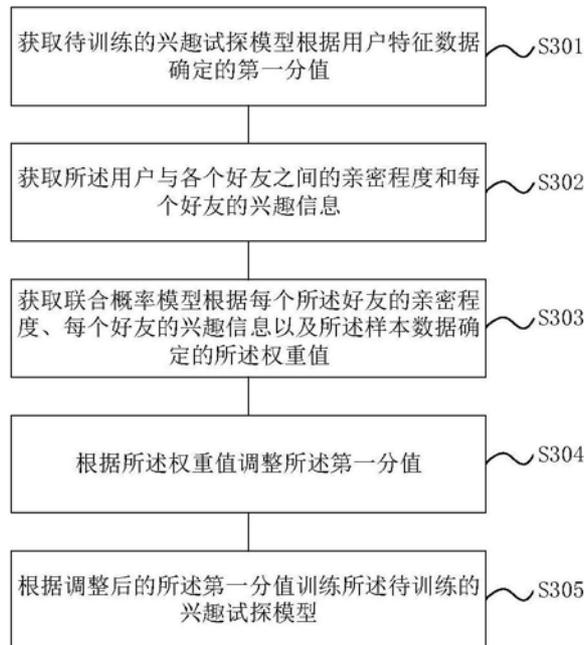


图3



图4

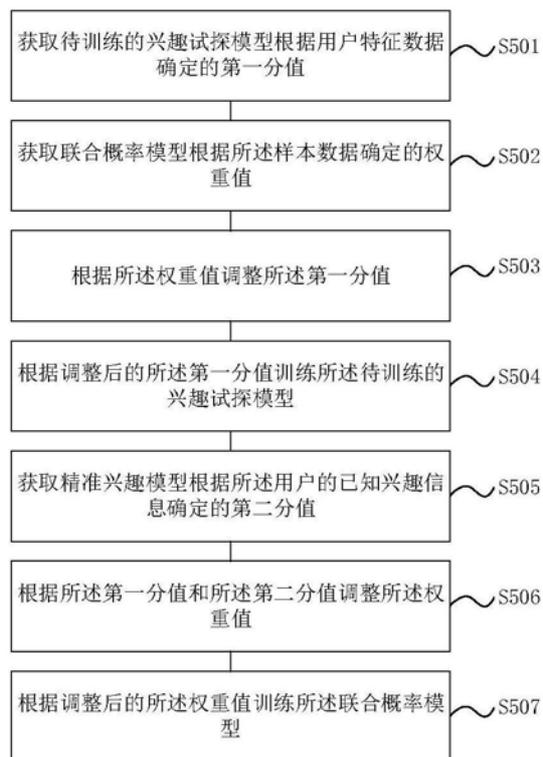


图5

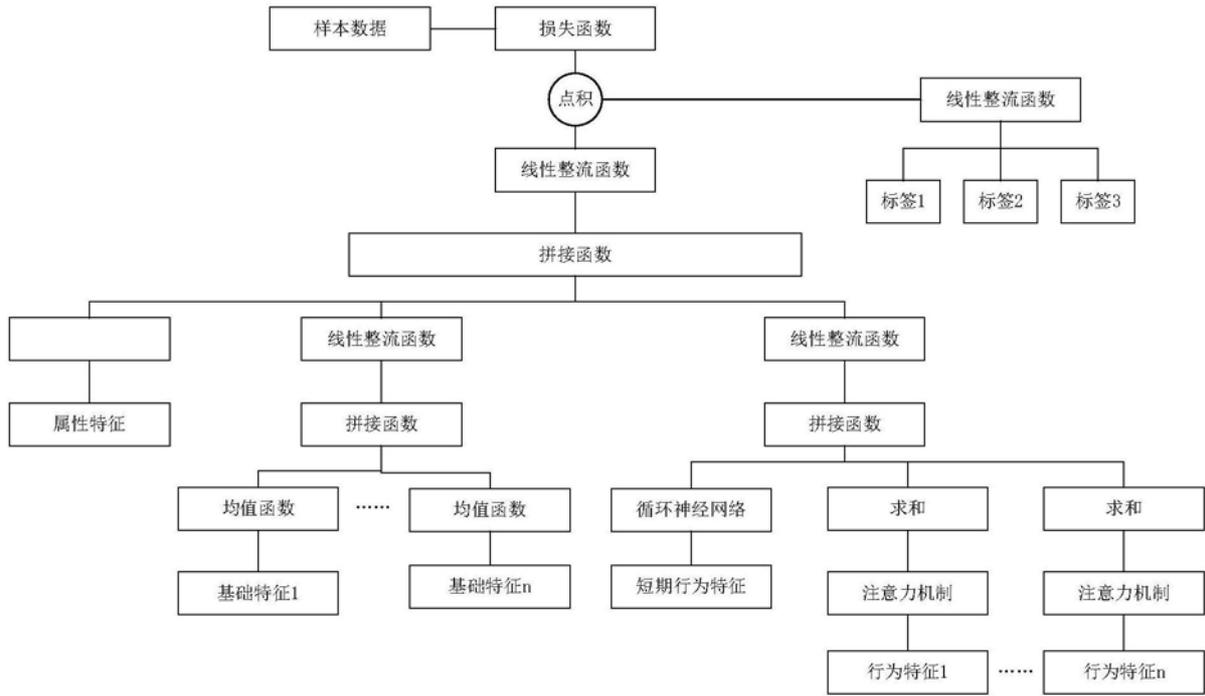


图6

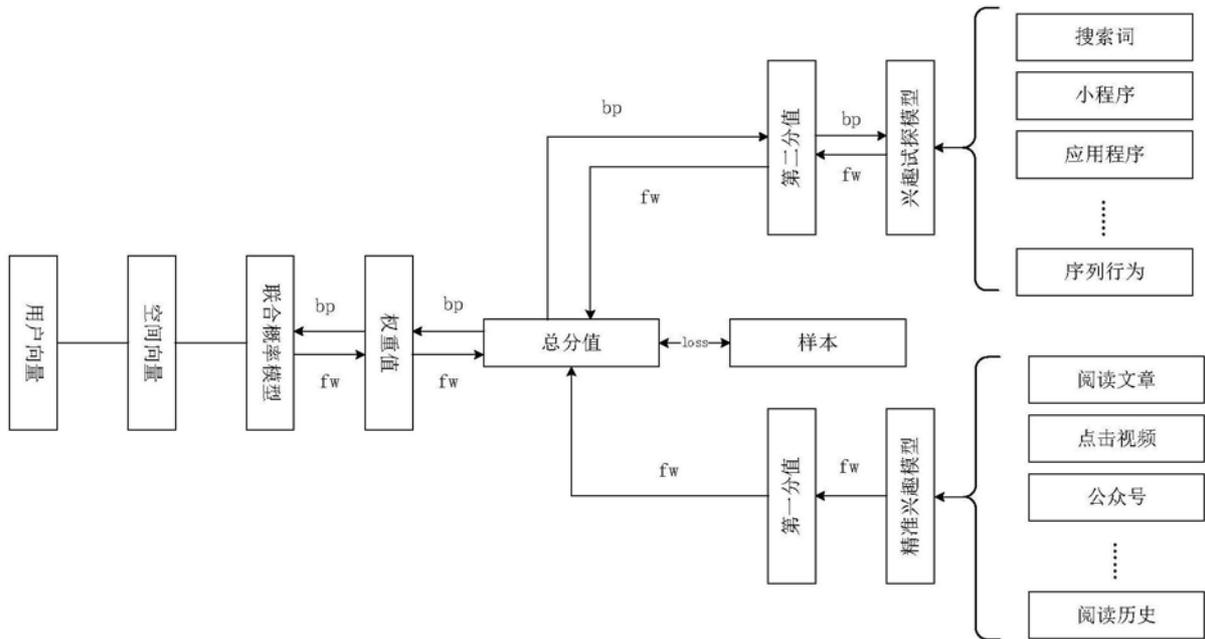


图7

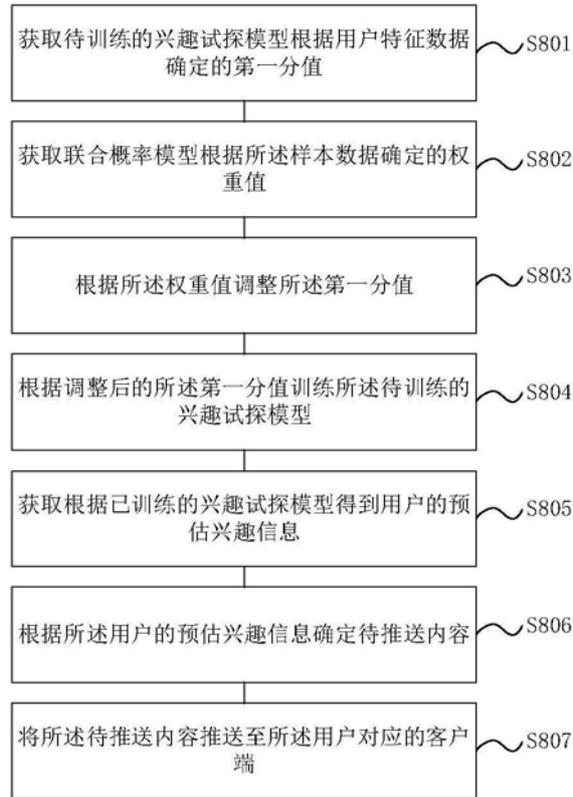


图8

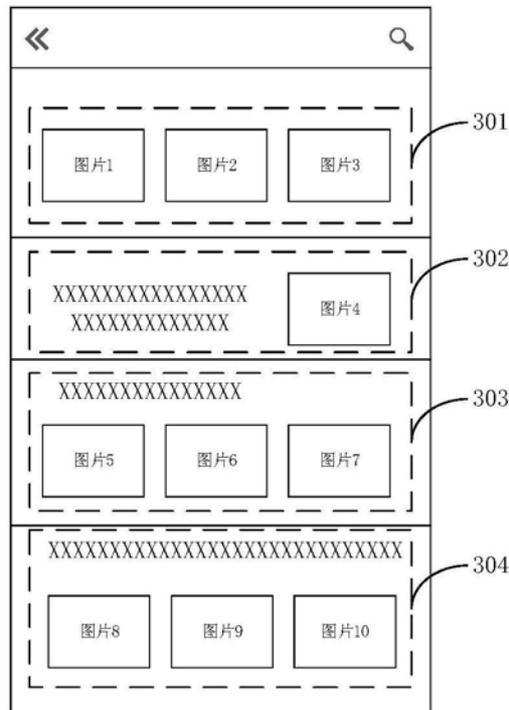


图9



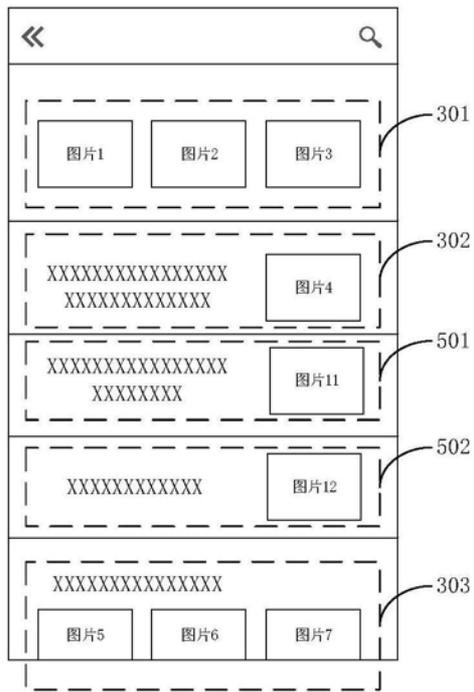


图12

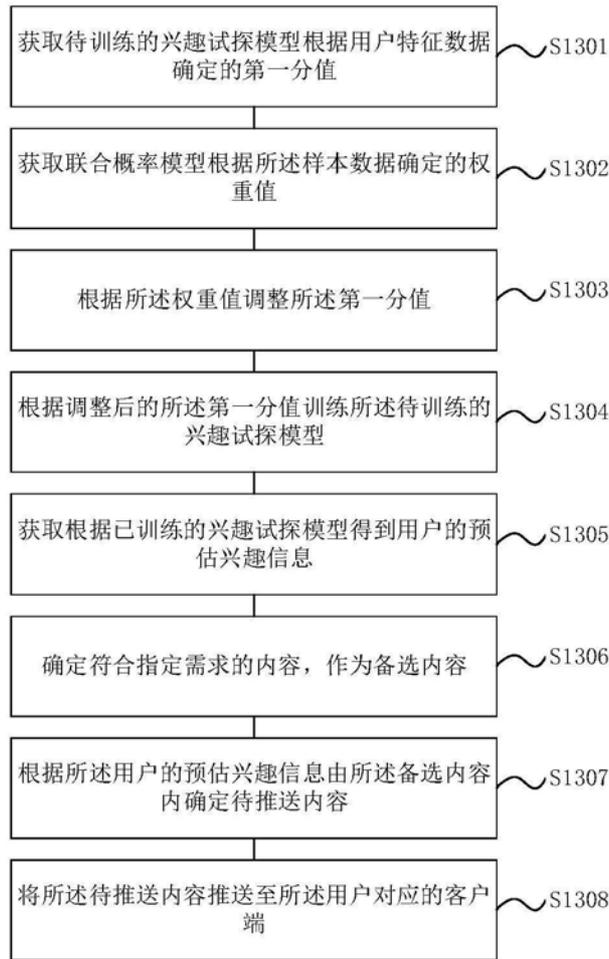


图13

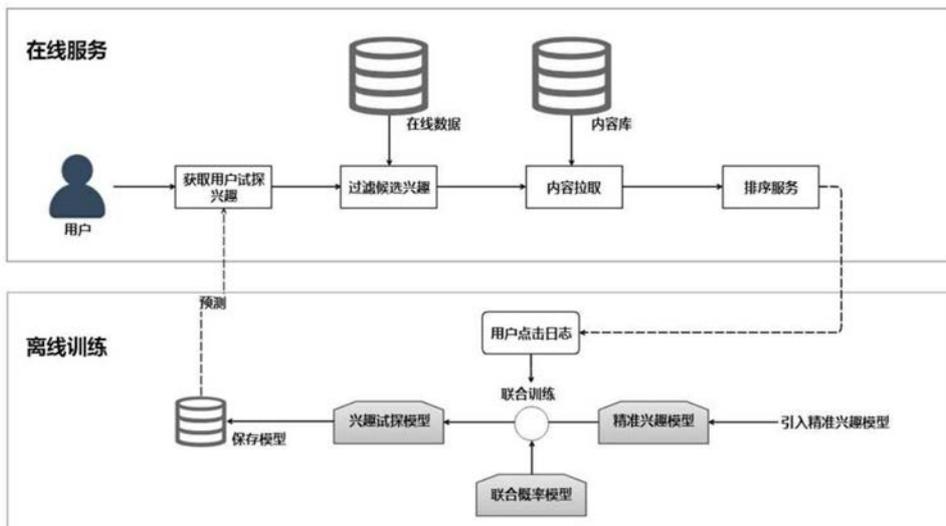


图14

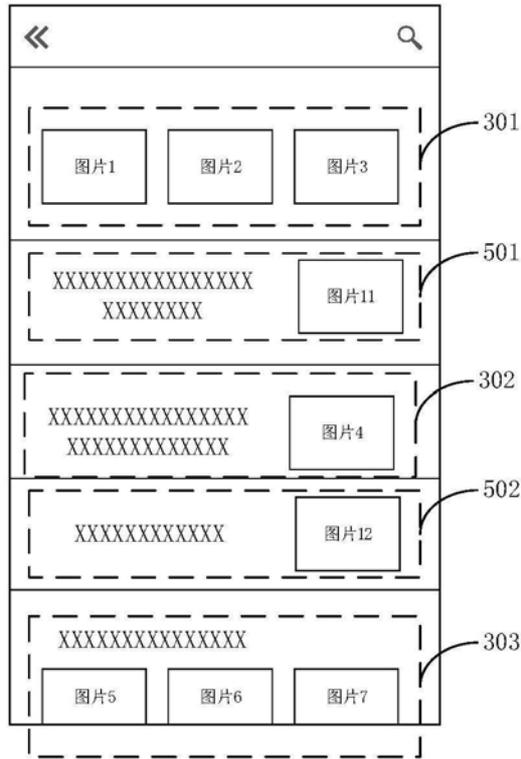


图15



图16

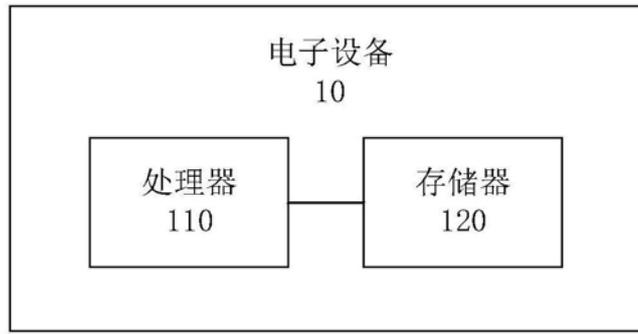


图17

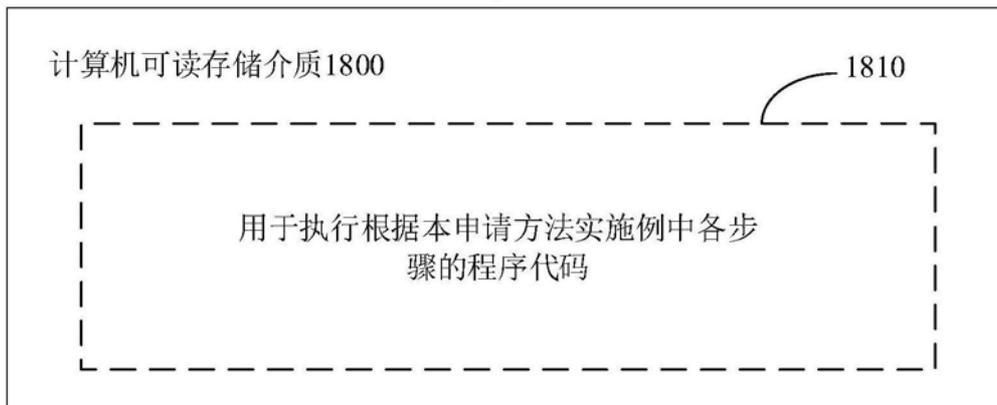


图18